# 基于组合范畴语法的中文语义分析

章晔 2016/5/2

# 目录

一、组合范畴语法	2
1.1 词典	
1.2 语法规则	
二、逻辑表达式	
2.1 Lambda Calculus	
三、模型设计	
3.1 对数线性模型	
3.2 特征	
3.3 参数估计	
四、词典生成	
4.1 词典初始化	7
4.2 新词条生成	
4.3 词条拆分	
五、数据标注	10
5.1 Lambda Calculus	10
5.2 标注方案	
5.3 数据说明	13
5.4 数据文件	14

# 一、组合范畴语法

组合范畴语法(Combinatory Categorial Grammar)是一种将句法(syntax)和语义(semantics)紧密结合的语言学表示,可以用来模拟广泛的语言现象。用于语义分析的组合范畴语法主要包含词典和组合规则。

## 1.1 词典

词典中每个词条以如下形式表示:

words:-X:h

其中 words 表示自然语言中的短语或句子, X表示该词组的句法成分, h 是一个逻辑表达式,表示该短语对应的语义。

句法成分中,S表示句子,NP表示名词成分。在本项目中,所有的句法成分都用S和NP的组合表示。比如S\NP表示该短语可以与前面的名词成分NP构成一个句子S,S/NP表示该短语可以与后面的名字成分NP构成一个句子S。S|NP表示S\NP或者S/NP均可,例如S/(S|NP)后面接S/NP、S\NP或S|NP都可以构成一个句子S。

逻辑表达式用 Lambda Calculus 表示。

词条示例:

西单:- NP: 西单:s

附近有:-S\NP/NP: λxλy.zone(x, y)

## 1.2 语法规则

组合范畴语法根据一些组合规则,将相邻的短语连接起来,形成组合的句法成分和语义。本项目中用到的是四条基本规则:

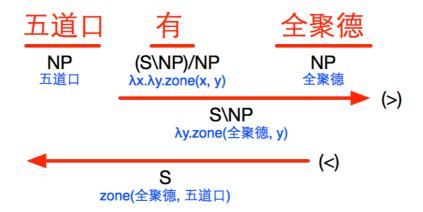
 $X/Y:f\ Y/Z:g \Rightarrow X/Z:\lambda x.f(g(x))$  forward composition (>B)

 $X/Y:f Y:g \Rightarrow X:f(g)$  forward apply (>)

 $Y Z:g X Y:f \Rightarrow X Z:\lambda x.f(g(x))$  backward composition (<B)

Y:g  $XY:f \Rightarrow X:f(g)$  backward apply (<)

比如对于"五道口有全聚德"这句话,由三个短语"五道口""有""全聚德"构成,对相邻的短语根据规则进行组合,最后得到整个句子的句法成分是 S,表示这是一句完整的语句,并且解析出这句话的语义。



## 二、逻辑表达式

语义分析(Semantic Parsing)是将自然语句转化成逻辑表达式来表示语义。本项目逻辑表达式使用 Lambda Calculus。

#### 2.1 Lambda Calculus

Lambda Calculus 有三种类型: t 表示真值类型, e 表示实体类型, i 表示数字。Lambda Calculus 中也有函数, 即表示实体之间的关系。函数类型由输入类型和返回类型组成, 比如 price(x)的类型是<e, i>, 输入 x 是实体, 返回值是数字; restaurant(x)的类型是<e, t>, 输入是实体, 返回值是真值。

其中实体 e, 还可以根据特定领域设定子类型。

Lambda Calculus 表达式有以下几种部分构成:

常量,又分为名词常量和关系常量。名词常量,比如"中关村""火锅"这些地名或者标签,名词常量都是实体,需要标明实体类型。关系常量,即根据需要自定义的关系函数,比如商圈,人均价格。关系常量也需要标明函数类型。

逻辑联结词, 即与、或、非。

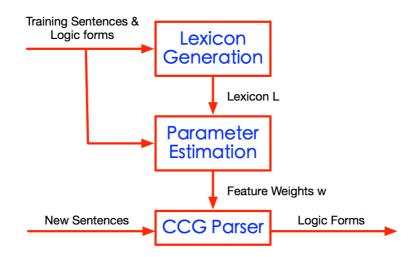
Lambda 项,表示使得后面表达式为真的项,比如 λx.zone(x, 五道口)表示存在(x, zone, 五道口)这种关系的实体。

逻辑表达式示例:

λx.restaurant(x) \ zone(x, 五道口) \ hasCuisine(x, 麻辣小龙虾),表示五道口卖麻辣小龙虾的餐厅。

## 三、模型设计

利用组合范畴语法进行语义分析的过程如下图所示。



利用训练数据,即自然语句和对应的逻辑表达式,生成词典,并利用词典和训练数据进行参数估计,进行数轮迭代,最终得到一个组合范畴语法的语义分析器,包含一个词典和特征权重。

对于新的句子,通过语义分析器分析,可以得到对应的逻辑表达式。

## 3.1 对数线性模型

给定一个词典 **Λ** 和语法规则,对一个句子的语义分析可能产生很多结果。 我们使用对数线性模型来选择可能性最高的结果。

给出一个句子  $\mathbf{x}$ ,对这个句子进行语义分析,经过解析过程  $\mathbf{y}$  得到逻辑表达式  $\mathbf{z}$  的概率为:

$$P(y, z | x; \theta, \Lambda) = \frac{e^{\theta \cdot \phi(x, y, z)}}{\sum_{(y', z')} e^{\theta \cdot \phi(x, y', z')}}$$

其中, φ是特征向量, θ是参数向量。

对于句子 x, 找出可能性最高的逻辑表达式, 即:

$$f(x) = \arg \max_{z} p(z|x; \theta, \Lambda)$$

其中,逻辑表达式 z 的概率为所有得到此表达式的分析过程的概率之和:

$$p(z|x; heta,\Lambda) = \sum_y p(y,z|x; heta,\Lambda)$$

## 3.2 特征

给出句子 x, 经过语义分析过程 y 得到逻辑表达式 z, 特征向量为使用了词典中哪些词条。参数向量为词典中每一个词条的权重。

## 3.3 参数估计

我们使用随机梯度下降法进行参数估计,对每个样本更新一次。

给定 n 对训练数据 $(x_i, z_i)$ ,i=1...n。每轮迭代,对于每对训练数据,都更新参数。

每个样本的最大化目标函数为:

$$O_i = \log P(z_i|x_i;\theta,\Lambda)$$

对 θ<sub>i</sub>求偏导计算梯度 Δ, 计算公式为:

$$\frac{\partial O_i}{\partial \theta_j} = E_{p(y|x_i, z_i; \theta, \Lambda)}[\phi_j(x_i, y, z_i)]$$
$$-E_{p(y, z|x_i; \theta, \Lambda)}[\phi_j(x_i, y, z)]$$

更新参数:

$$\theta = \theta + \alpha \Delta$$

α 为学习速率, 随迭代增加而减小。

## 四、词典生成

首先,初始化词典。

每一轮迭代中,对于每一条样本的自然语句,根据当前词典进行语义分析,得到当前得分最高的一个解析树,从这条解析树拆分出新的词条加入词典,然后更新参数。

最终得到一个词典和词典中每个词条的权重。

#### **Initialization:**

- Set  $\Lambda = \{x_i \vdash S : z_i\}$  for all  $i = 1 \dots n$ .
- Set  $\Lambda = \Lambda \cup \Lambda_{NP}$
- Initialize  $\theta$  using coocurrence statistics, as described in Section 7.

#### Algorithm:

For 
$$t = 1 ... T$$
,  $i = 1 ... n$ :

Step 1: (Update Lexicon)

- Let  $y^* = \arg \max_y p(y|x_i, z_i; \theta, \Lambda)$
- Set  $\Lambda = \Lambda \cup \text{NEW-LEX}(y^*)$  and expand the parameter vector  $\theta$  to contain entries for the new lexical items, as described in Section 7.

#### **Step 2:** (Update Parameters)

- Let  $\gamma = \frac{\alpha_0}{1+c \times k}$  where  $k = i + t \times n$ .
- Let  $\Delta = E_{p(y|x_i,z_i;\theta,\Lambda)}[\phi(x_i,y,z_i)] E_{p(y,z|x_i;\theta,\Lambda)}[\phi(x_i,y,z)]$
- Set  $\theta = \theta + \gamma \Delta$

**Output:** Lexicon  $\Lambda$  and parameters  $\theta$ .

## 4.1 词典初始化

将训练数据中每一对样本<xi, zi>以词条的形式加入词典:

$$x_i :- S : z_i$$

然后,将固有名词加入词典,例如:

五道口:- NP:五道口:s

全聚德:- NP: 全聚德:r

这些名词词条将有助于句子中名词实体的识别。

初始化词典中的词条权重初始值都为10。

由于中文不像英语一样有分词,需要对中文进行分词,将一句话或短语变成一串 token,以便后面进行拆分。

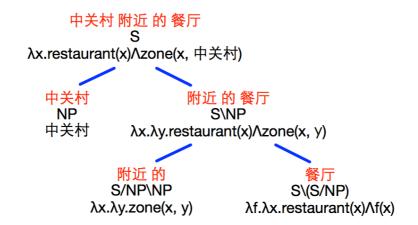
### 4.2 新词条生成

训练过程中,每轮迭代,对于每一个样本,根据已有词典,对自然语句 $\mathbf{x}$ 进行语义分析,产生当前得分最高的一个解析树 $\mathbf{y}^*$ 。

y\*中的叶节点即语义分析过程中用到的词条,而非叶结点是过程中产生的新词条。将非叶结点加入词典,并考虑其他可能产生此节点的解析:对非叶非根结点进行拆分,将得到的新词条也加入词典。

以下图"中关村附近的餐厅"一种解析树为例,利用"中关村"、"附近的"和 "餐厅"三个词条,解析得到逻辑表达式。

解析树中有非叶非根节点"附近的餐厅",将此词条加入词典,并对这个词条进行拆分,生成新的词条,这些新的词条都是可以产生"附近的餐厅"的词条,将这些新词条加入词典,并扩展特征向量。



## 4.3 词条拆分

语句是由短语构成的,组合范畴语法的本质就是根据词典理解每个短语的语义,并将短语组合的句子语义解析出来。

训练数据中的逻辑表达式是对一句完整的语句进行语义标注的,但是为了能够解析更多灵活变化的句子,需要得到每个短语的语义。这就是为什么要对解析树的非叶非根节点进行拆分得到新词条。

#### 4.3.1 拆分限制

将逻辑表达式 h 拆分成 f 和 g,f 和 g 可以根据语法规则这,使得 f(g)=h 或者  $\lambda x.f(g(x))=h$ 。

如果不对 f 和 g 加以限制,可能会生成无数种可能性。例如:

h=五道口, $f=\lambda x$ .五道口,g 可以是任何实体或关系,都能使得 f(g)=h。再例如:

 $h=f_1 \wedge f_2 \wedge f_3 \wedge f_4$ ,h 的任意子条件联结组合都可以分配给 f 或 g。为了限制拆分可能性的数量,对拆分词条作如下限值:

#### 1、禁止无意义变量

f和g都不能是 Ax.e 的形式,其中e 是与变量 x 无关的逻辑表达式。

- 2、 $h=f_1 \land f_2 \land f_3 \land f_4 \land ...$ 时,q 不能包含超过 N 个子条件。本项目中 N 为 4。
- 3、f 不能是  $f= \lambda q.q(A)$ 的形式,其中 q 是 h 中不存在的变量且 q 的输入是非变量。

#### 4.3.2 逻辑表达式句法成分拆分

逻辑表达式 h 的句法成分为 X,即 X:h,将 h 拆分为 f 和 g, f 和 g 的句法成分取决于他们的类型。

以 g 为例, g 的类型为 T(g), 比如 T(五道口)=e, T(λx.zone(x, 五道口))=<e, t>。类型 T 的句法成分为 C(T):

$$C(T) = \begin{cases} NP & \text{if } T = e \\ S & \text{if } T = t \\ C(T_2)|C(T_1) & \text{when } T = \langle T_1, T_2 \rangle \end{cases}$$

基本类型 e 的句法成分为名词成分 NP,基本类型 t 的句法成分为句子 S,所有其他类型的句法成分可以递归得到。例如 C(<e, t>)=S|NP, C(<e, <e, t>>)=S|NP|NP。

分别对应四条语法规则:

$$X/Y:f\ Y/Z:g \Rightarrow X/Z:\lambda x.f(g(x))$$
 forward composition (FC)  
 $X/Y:f\ Y:g \Rightarrow X:f(g)$  forward apply (FA)  
 $Y\setminus Z:g\ X\setminus Y:f \Rightarrow X\setminus Z:\lambda x.f(g(x))$  backward composition (BC)  
 $Y:g\ X\setminus Y:f \Rightarrow X:f(g)$  backward apply (BA)

以四种方式拆分逻辑表达式和句法成分:

 $FA(X:h) = \{(X/Y:f, Y:g) \mid h=f(g) \land Y=C(T(g))\}$ 

 $BA(X:h) = \{(Y:g, X \setminus Y:f) \mid h = f(g) \land Y = C(T(g))\}$ 

 $FC(X/Y:h) = \{(X/W:f, W/Y:g) \mid h=\lambda x.f(g(x)) \land W=C(T(g(x)))\}$ 

 $BC(X\Y:h) = \{(W\Y:g, X\W:f) \mid h = \lambda x.f(g(x)) \land W = C(T(g(x)))\}$ 

对 A = X:h 所有可能拆分  $S_c(A)$ :

 $S_{C}(A) = \{FA(A) \cup BA(A) \cup FC(A) \cup BC(A)\}$ 

#### 4.3.3 词条拆分

合。

将逻辑表达式 h 和句法成分 X 拆分后,对短语(或句子) w 进行拆分。

已分词的 w 由 n 个 token 组成, $w_{0:n}$ =< $w_0$ ,  $w_1$ , ...,  $w_n$ >。

对词条 w<sub>0:n</sub>:- A 的拆分 S(w<sub>0:n</sub>:- A):

 $S_L(w_{0:n} :- A) = \{(w_{0:i} :- B, w_{i+1:n} :- C) \mid 0 \le i < n \land (B,C) \in S_C(A)\}$ 

即枚举短语w所有拆分方式,与逻辑表达式和句法所有可能拆分方式组

## 五、数据标注

### 5.1 Lambda Calculus

Lambda Calculus 有三种类型: t表示真值类型, e表示实体类型, i表示数字。其中实体 e,还可以根据特定领域设定子类型。

根据 RDF 知识库的设计方案,实体类型 e 的子类型有:

- r,表示餐馆;
- c, 表示菜品;
- s, 表示字符串, 餐馆和菜品的各种属性值类型都是 s。

Lambda Calculus 中的函数,即表示实体之间的关系,类型由输入类型和返回类型组成,比如 price(x)的类型是<r, i>,输入 x 是餐馆,返回值是数字; restaurant(x)的类型是<r, t>,输入 x 是餐馆,返回值是真值。

Lambda Calculus 表达式有以下几种部分构成:

- 常量,又分为名词常量和关系常量。名词常量,比如"中关村:s"、 "火锅:s"、"全聚德:r",这些地名或者标签,名词常量都是实体,需 要标明实体类型。关系常量,即根据需要自定义的关系函数,比如 商圈,人均价格。关系常量也需要标明函数类型。
- 逻辑联结词,即与、或、非,用 and, or 和 not 表示。
- Lambda 项, λx.e 表示使得后面表达式 e 为真的 x 。比如 λx.zone(x, 五道口)表示存在(x, zone, 五道口)这种关系的实体。 若 x 是实体变量, λx 用 lambda \$0 e 表示; 若 x 是关系变量, 比如类型为<e, t>, λx 用 lambda \$0 <e, t>表示。

不过标注数据时不会出现这种情况,一般出现在语义分析器拆分得 到的词条中。

λx.zone(x, 五道口) -> (lambda \$0 e (zone:t \$0 五道口:s))

### 5.2 标注方案

Lambda calculus 中的三个基本类型为实体 e、真值 t 和数字 i。

针对餐饮领域,定义子类型:

行政区 dt:

商圈 zn:

餐厅种类 lb:

餐厅名 r:

菜名 c:

字符串 s,表示其他属性值。

用于初始化词典的  $np_lexicon$  为知识库中提取出的所有的名词常量,名词常量类型都是实体 e,并指定子类型,如行政区 dt,商圈 zn,餐厅种类 lb,以及餐厅名 r 和菜名 c 等。

从 restraunt knowledge 知识库中提取了 85331 家餐厅, 63697 道菜, 91 个行政区, 488 个商圈, 100 个餐厅分类的数据, 将这些数据加入初始化的词典。

名词常量示例:

五道口:-NP:五道口:zn

全聚德:- NP: 全聚德:r

北京烤鸭:-NP:北京烤鸭:c

海淀区:- NP:海淀区:dt

知识库中餐厅名有些是带有"(XX店)"的,提取时,只提取餐厅名字,忽略 XX店。

根据数据,定义以下 Lambda calculus 关系:

以(关系名:resType argType1 argType2 ··· resType) 的形式表示, arg Type表示参数类型, resType表示返回类型。

(restaurant:t r t),表示参数 arg1 是否为餐厅。参数类型是餐厅 r,返回类型是真值 t。

(name:t r s t),表示参数 arg1 的名字是否为参数 arg2,参数类型为餐厅 r、s,返回类型是 t。

(district:t r dt t),表示参数 arg1 的行政区是否为参数 arg2,参数类型是餐厅 r、行政区 dt,返回类型是真值 t。

(zone:trznt),表示参数 arg1 的商圈是否为是参数 arg2,参数类型是餐厅r、商圈 zn,返回类型是真值 t。

(lat:i r i),表示参数 arg1 的纬度,参数类型是餐厅 r,返回类型是数字 i。

(lng:iri),表示参数 arg1 的经度,参数类型是餐厅r,返回类型是数字i。

(price:i r i),表示参数 arg1 的人均价格,参数类型是餐厅 r,返回类型是数字 i。

(address:s r s),表示参数 arg1 的地址,参数类型是餐厅 r,返回类型是字符串 s。

(tel:s r s),表示参数 arg1 的电话,参数类型是餐厅 r,返回类型是字符串 s。

(time:s r s),表示参数 arg1 的营业时间,参数类型是餐厅 r,返回类型是字符串 s。

(label:trlbt),表示参数 arg1 的餐厅种类是否为参数 arg2 (粤菜、火锅等等),参数类型是餐厅r,餐厅种类lb,返回类型是真值t。

(tasteScore:i r i),表示参数 arg1 的口味评分,参数类型是餐厅 r,返回类型是真值 t。

(surroundingScore:i r i), 表示参数 arg1 的环境评分,参数类型是餐厅 r,返回类型是真值 t。

(serviceScore:i r i),表示参数 arg1 的服务评分,参数类型是餐厅 r,返回类型是真值 t。

(hasCuisine:t r c t),表示参数 arg1 是否有参数 arg2 这道菜,参数类型是餐厅 r,菜品 c,返回类型是真值 t。

(cuisinePrice:i c i),表示参数 arg1 的价格,参数类型是菜品 c,返回类型是数字 i。

(npeople:t r i t),表示参数 arg1 能否接纳参数 arg2 人的预订,参数类型是餐厅 r,数字 i,返回类型是数字 i。

将以上定义写入文件、初始化语义分析器时读入。

既然属性值在 RDF 知识库中都是以字符串的形式存储,为何还要定义子类型呢?

一开始我将所有的属性值类型都定义为字符串 s, 然后在实验中, 我发现这样定义的缺点就是, 在根据组合范畴语法组合短语的逻辑表达式时, 会出现类型匹配而语义不成立的表达式, 比如

zone(x, 烧烤)

实际上,餐厅实体的 zone 这个属性,属性值必须是商圈,而由于定义时, 将所有的属性值都看做字符串类型来处理,才会出现这样的错误。

定义了子类型,并指明 lambda calculus 函数参数类型和返回类型后,杜绝了这种错误产生的原因,并且显著提高了准确率。

### 5.3 数据说明

标注了621条餐饮领域的问题,每一个样本为<自然语句,逻辑表达式>对。例如:

西单附近的餐厅

(lambda \$0 e (and (restaurant:t \$0) (zone:t \$0 西单:s)))

五道口有什么比较好吃的日本料理

(lambda \$0 e (and (restaurant:t \$0) (zone:t \$0 五道口:s) (label:t \$0 日本料理:s) (> (tasteScore:i \$0) 8:i)))

南京大牌档怎么样

(shopScore:i 南京大牌档:r)

南京大牌档有北京烤鸭吃吗

(hasCuisine:t 南京大牌档:r 北京烤鸭:c)

## 5.4 数据文件

数据及标注方案均在 data 文件夹中:

./data/types: 三元关系 <e, p, e> 中实体 e 类型。

./data/relations: 关系 p。

./data/np\_lexicon: 数据中出现的名词实体及其对应逻辑表达式。

./data/train: 训练数据,问题及对应逻辑表达式。